

Deteksi Keaslian Beras Aceh Varietas Sigupai Menggunakan Portable Near-Infrared Reflectance Spectrometer

Masyitah^{1*}, Y Aris Purwanto¹, Slamet Widodo¹

¹ Teknik Mesin dan Biosistem, Fakultas Teknologi Pertanian, IPB University

*email korespondensi: 19961025masyitah@apps.ipb.ac.id

Info Artikel

Diajukan: 2 November 2022

Diterima: 1 Februari 2023

Keyword:

Authentication, PLS-DA, PLS-R, portable near-infrared, sigupai rice

Kata Kunci:

Keaslian; PLS-DA; PLS-R; portable near-infrared; sigupai

Abstract

Sigupai is one of the local rice varieties that characterizes the Southwest Aceh district. This variety has many outstanding characteristics that make this variety a commodity that is in great demand and expensive. The existence of this variety is now challenging to find. The harvest age is long enough so that people rarely cultivate sigupai variety. As a result, many traders or farmers often practice adulteration, which will ultimately incur losses for consumers. The purpose of this study was to analyze the authenticity of sigupai rice based on non-destructive qualitative and quantitative analysis using a portable near-infrared spectrometer. Qualitative analysis used 86 samples consisting of 43 sigupai rice and 43 inpari rice, while quantitative analysis used 44 rice samples mixed between sigupai rice and inpari rice with a percentage of 0% - 30%. The two approaches were applied by partial least square-discriminant analysis (PLS-DA) and partial least square regression (PLS-R) for qualitative and quantitative analysis. Qualitative analysis using the partial least square-discriminant analysis (PLS-DA) method obtained the best results for validation data using original data with accuracy, sensitivity, specificity, and false alarm rate, respectively 89.29%, 92.86%, 85.71%, and 14.29%. At the same time, the quantitative analysis used the partial least squares regression (PLS-R) method. The best results were obtained using derivative SG1 pre-treatment with $r = 0.96$, $SEC = 1.52\%$, $SEP = 1.50\%$, $RPD = 5.93$, and consistency = 100.69%. From this study, the portable near-infrared spectrometer has the potential to be used as a tool for analyzing the authenticity of sigupai rice in the field.

Abstrak

Sigupai merupakan varietas beras aromatik yang menjadi ciri khas kabupaten Aceh Barat Daya. Beberapa karakteristik unggulan membuat varietas ini menjadi komoditas yang banyak diminati dan mahal. Keberadaan varietas ini sekarang sulit ditemukan, umur panen yang cukup lama sehingga masyarakat jarang membudidayakan varietas sigupai. Akibatnya banyak pedagang atau petani yang sering melakukan praktik pemalsuan yang pada akhirnya akan merugikan konsumen. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis secara kualitatif dan kuantitatif terhadap keaslian beras sigupai secara non-destruktif menggunakan portable near-infrared spectrometer. Analisis secara kualitatif menggunakan 86 sampel beras (43 sampel beras sigupai dan 43 sampel beras inpari). Analisis secara kuantitatif menggunakan 44 sampel beras (pencampuran beras sigupai dan beras inpari dengan persentase 0% - 30%). Analisis kualitatif menggunakan metode partial least square-discriminant analysis (PLS-DA) diperoleh hasil terbaik data validasi menggunakan data original dengan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan false alarm rate, yaitu masing-masing 89.29%, 92.86%, 85.71%, dan 14.29%. Sedangkan analisis kuantitatif menggunakan metode partial least squares-regression (PLS-R) hasil terbaik diperoleh menggunakan pre-treatment derivative SG1 dengan nilai $r = 0.96$, $SEC = 1.52\%$, $SEP = 1.50\%$, $RPD = 5.93$, dan konsistensi = 100.69%. Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa portable near-infrared spectrometer berpotensi digunakan sebagai alat untuk analisis keaslian beras sigupai di lapangan.

Doi: <https://doi.org/10.19028/jtep.011.1.41-53>

1. Pendahuluan

Sigupai merupakan varietas beras aromatik yang menjadi ciri khas Kabupaten Aceh Barat Daya. Varietas ini dapat ditanam pada dua agroekosistem di lahan sawah dan lahan kering. Varietas ini memiliki banyak karakteristik yang menonjol, seperti bentuk butir yang bagus, memiliki ukuran panjang 6.89 mm, dan kandungan amilosa 20.92%. Saat dimasak, nasi memiliki kualitas masak berbutir sedang, tekstur lembut, dan menghasilkan aroma yang khas (Darmadi dan Mirza 2013). Selain itu, beras sigupai memiliki waktu layak makan nasi lebih lama mencapai 27 jam. Berdasarkan mutu giling, sigupai memiliki rendemen beras giling dan beras kepala lebih tinggi serta persentase beras menir lebih rendah dibandingkan dengan inpari 23 Bantul. Sigupai menghasilkan rendemen beras giling 64.62 % dan rendemen beras kepala 71.66 % (Chairunnisak et al. 2021). Beberapa karakteristik tersebut membuat beras ini menjadi komoditi yang banyak diminati, mahal dan sulit dicari. Akibatnya banyak pedagang ataupun petani seringkali melakukan praktik pemalsuan yang pada akhirnya akan merugikan konsumen. Kegiatan pemalsuan dilakukan dengan mencampurkan beras berkualitas tinggi dan beras yang berkualitas rendah dengan tujuan mendapatkan keuntungan yang besar.

Secara konvensional, pengukuran kandungan kimia digunakan sebagai salah satu penentu keaslian beras yang bersifat merusak sampel (destruktif). Metode ini membutuhkan biaya yang mahal, waktu yang lama untuk preparasi sampel dan tidak ramah lingkungan karena adanya limbah kimia yang ditimbulkan dari penggunaan reagent atau bahan kimia lainnya. Oleh sebab itu, diperlukan teknologi alternatif yang bersifat non-destruktif, murah, cepat, dan mudah digunakan (user friendly). Salah satunya adalah penggunaan portable near-infrared spectrometer.

Menurut Lan et al. (2020) near-infrared dapat digunakan untuk memprediksi kandungan kimia pada beras karena di dalamnya terdapat gugus O-H, C-H, dan C-O. Near-infrared mempunyai keunggulan dalam menganalisis kimia produk karena bersifat non-destruktif. Selain itu, analisis bersifat murah, cepat, ramah lingkungan (bebas dari limbah), tidak membutuhkan preparasi sampel dan bersifat online. (Andasuryani et al. 2013). Namun, keakuratan prediksi menggunakan near-infrared tergantung pada sifat fisik sampel, komponen kimia, suhu, warna, kebersihan, kuantitas yang digunakan untuk pengukuran dan yang terpenting adalah model statistik yang digunakan (Bagchi et al. 2016). Oleh karena itu dalam analisis data spektra near-infrared biasa digunakan berbagai pre-treatment untuk memperbaiki kualitas data sehingga dapat meningkatkan performa model yang dihasilkan.

Penelitian mengenai portable near-infrared telah banyak dilakukan dalam bidang pertanian. Secara luas diterapkan pada beberapa komoditas dan makanan seperti biji-bijian, produk sereal dan beberapa berhasil diterapkan untuk keaslian beras (Doan et al. 2021); klasifikasi beras (Sampaio et al. 2020; Teye et al. 2019; Maione et al. 2019). Penelitian deteksi keaslian beras sigupai menggunakan portable near-infrared spectrometer belum pernah dilakukan, sehingga diperlukan analisis untuk mendeteksi keaslian beras sigupai.

2. Metode Penelitian

2.1 Waktu dan Tempat

Kegiatan penelitian dilakukan pada bulan April - Juli 2022 di Laboratorium Teknik Pengolahan Pangan dan Hasil Pertanian (TPPHP), Departemen Teknik Mesin dan Biosistem, Institut Pertanian Bogor (IPB).

2.2 Alat dan Bahan

Alat yang digunakan pada penelitian ini adalah NeoSpectra *portable near-infrared spectrometer* dengan panjang gelombang efektif 1350 nm – 2500 nm, timbangan dan *petri dish*. *Software* yang diperlukan untuk mengolah data spektrum adalah *Microsoft Excel* dan *Unscrambler X 10.4*. NeoSpectra *portable near-infrared spectrometer* adalah alat yang digunakan untuk pengambilan spektrum pada beras. The lab NeoSpectra: *dev toolkit for portable near-infrared spectrometer* adalah aplikasi pada *smartphone* yang terkoneksi dengan NeoSpectra melalui *bluetooth* yang berguna untuk mengatur alat dalam pengambilan spektra. Data spektra yang diambil secara otomatis tersimpan di *cloud server* yang dapat di-download untuk analisis lebih lanjut. *Microsoft Excel* digunakan untuk perhitungan nilai parameter-parameter statistik. *Unscrambler X 10.4* merupakan *software* yang digunakan untuk mengolah data spektrum beras serta membangun pemodelan tentang keaslian beras sigupai. Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah beras sigupai dan beras inpari yang digunakan sebagai pemalsu (*adulterant*).

2.3 Persiapan Sampel

Beras sigupai yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari salah satu tempat penggilingan padi di daerah Aceh Barat Daya sebanyak 1550,68 gram. Beras inpari yang digunakan memiliki karakteristik yang hampir mirip dengan beras sigupai, memiliki kualitas lebih rendah dan harga yang lebih murah dari beras sigupai. Beras inpari diperoleh dari perum bulog Aceh sebanyak 378,63 gram.

Penelitian ini dianalisis secara kualitatif dan kuantitatif. Penelitian secara kualitatif bertujuan untuk membedakan beras sigupai dengan beras inpari. Penelitian secara kuantitatif bertujuan untuk menduga tingkat keaslian beras sigupai. Untuk persiapan sampel secara kuantitatif, setiap sampel beras sigupai dicampur dengan beras inpari pada konsentrasi 0% sampai 30% atau pada tingkat keaslian 69,9% sampai 100% (Tabel 1) dengan total sampel yang digunakan sebanyak 44 sampel. Sedangkan secara kualitatif, beras sigupai murni (tanpa campuran) yang digunakan sebanyak 43 sampel dan 43 sampel beras inpari (campuran beras sigupai dengan beras inpari pada konsentrasi 1% sampai 30% atau pada tingkat keaslian 69,9% sampai 99%). Persentase pencampuran beras sigupai dan beras inpari yang digunakan pada analisis secara kualitatif sama halnya dengan yang dilakukan pada analisis secara kuantitatif, hanya saja pada analisis secara kualitatif persentase pencampuran tidak sampai 100% dikarenakan adanya perbandingan dengan sampel beras sigupai murni (tanpa campuran). Persentase pencampuran pada beras sigupai dan beras inpari dapat dilihat pada Tabel 1. Sebelum dilakukan pengambilan spektrum beras sigupai dan beras inpari terlebih dahulu dilakukan sortasi yang bertujuan untuk memisahkan beras dengan kotoran. Selanjutnya dilakukan penimbangan untuk setiap sampel sebanyak 20 gram. Sampel yang sudah siap

diletakkan ke dalam *petri dish* (80x15 mm) dengan ketinggian 1,5 cm.

Tabel 1. Pencampuran beras sigupai dan beras inpari dengan per 20 g

No.	Sigupai (gr)	Inpari (gr)	Tingkat Keaslian (%)	No.	Sigupai (gr)	Inpari (gr)	Tingkat Keaslian (%)
1	20	0,00	100	23	15,61	4,39	82
2	19,80	0,20	99	24	15,40	4,60	81,3
3	19,59	0,41	98	25	15,19	4,81	80,6
4	19,40	0,60	97,1	26	15,00	5,00	80
5	19,21	0,79	96,2	27	14,81	5,19	79,4
6	18,99	1,01	95,2	28	14,59	5,41	78,7
7	18,79	1,21	94,3	29	14,39	5,61	78,1
8	18,61	1,39	93,5	30	14,19	5,81	77,5
9	18,40	1,60	92,6	31	13,99	6,01	76,9
10	18,19	1,81	91,7	32	13,79	6,21	76,3
11	18,00	2,00	90,9	33	13,61	6,39	75,8
12	17,80	2,20	90,1	34	13,40	6,60	75,2
13	17,60	2,40	89,3	35	13,19	6,81	74,6
14	17,40	2,60	88,5	36	13,01	6,99	74,1
15	17,19	2,81	87,7	37	12,79	7,21	73,5
16	17,01	2,99	87	38	12,60	7,40	73
17	16,80	3,20	86,2	39	12,41	7,59	72,5
18	16,61	3,39	85,5	40	12,18	7,82	71,9
19	16,39	3,61	84,7	41	11,99	8,01	71,4
20	16,19	3,81	84	42	11,79	8,21	70,9
21	15,99	4,01	83,3	43	11,59	8,41	70,4
22	15,79	4,21	82,6	44	11,39	8,61	70

2.4 Pengambilan Data Spektrum Sampel

Alat *portable near-infrared spectrometer* yang digunakan adalah NeoSpectra. Alat ini terlebih dahulu dilakukan proses kalibrasi yang bertujuan untuk menjamin kondisi alat ukur tetap terjaga sesuai dengan spesifikasi, menghindari cacat atau penyimpangan hasil ukur dan jaminan mutu pada produk sehingga hasil yang di dapatkan melalui sistem pengukuran yang valid. Pengambilan data spektrum dilakukan dengan cara ditembakkan spektrum *near-infrared* pada setiap sampel dengan 3 kali ulangan pada panjang gelombang 1350 nm sampai dengan 2500 nm. Data spektrum yang diambil secara otomatis tersimpan di *cloud server* yang dapat didownload untuk analisis lebih lanjut. Pengolahan data spektrum penelitian ini menggunakan perangkat lunak *The Unscrambler X 10.4*. Data spektrum diberikan perlakuan *pre-treatment*

untuk menghindari masalah yang disebabkan oleh hamburan radiasi dari sampel dan memperhalus data tanpa mempengaruhi informasi yang dibutuhkan untuk prediksi.

2.5 Data Pre-treatment

Pre-treatment berfungsi untuk meminimalkan interferensi spektrum gelombang dan gangguan sehingga dapat diperoleh hasil pengukuran yang lebih akurat dan stabil. Metode *pre-treatment* yang digunakan untuk memperbaiki spektrum *near-infrared spectrometer* yaitu: *Normalization* digunakan dalam *pre-processing* data spektral karena dapat mengubah spektrum dalam satu media dan semua data ke skala yang sama (Andesta 2019). *Multiple scatter correction* (MSC) pada umumnya diaplikasikan untuk keseluruhan spektra dengan opsi penghapusan *offset* dan amplifikasi umum sebelum dilakukan proses kalibrasi dan validasi. *Standard normal variate* (SNV) banyak diterapkan pada data spektra yang mempunyai nilai *scattering* yang tinggi (Rinan *et al.* 2009). *Smoothing savitzky-golay* (SGs) digunakan di dalam mengoptimalkan *signal-to noise rate*. *De-trending* adalah salah satu metode *pre-treatment* yang cenderung menghapus *trend non-linear* pada data spektrum. *First and second derivative savitzky-golay* digunakan untuk mengurangi *noise, background*, dan meningkatkan resolusi spektrum. *Pre-treatment* dengan cara ini juga berpotensi untuk menghilangkan atau mengurangi spektrum yang tidak diinginkan sehingga dapat terlihat spektrum *near-infrared* yang tajam dan jernih (Cen dan He 2007).

2.6 Evaluasi Hasil Kalibrasi dan Validasi

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *partial least square-discriminant analysis* (PLS-DA) dan *Partial least squares-regression* (PLS-R). Menurut Pratiwi (2017) PLS-DA adalah metode yang mengelompokkan data menjadi 2 bagian, yaitu golongan data 1 dan golongan data 2. Pengelompokkan dilakukan sesuai dengan ambang batas yang telah ditentukan. Hasil dari analisis PLS-DA harus dibulatkan sehingga dapat diketahui ketepatan dari penggolongan data tersebut. PLS-R merupakan salah satu metode pengolahan data yang berbasis linear. Menurut Purwanto *et al.* (2012) PLS-R dapat menentukan komponen utama berdasarkan variasi maksimum data spektra dan data destruktif secara bersamaan dan mengompresi data menjadi beberapa variabel penting, serta memprediksi dengan variabel bebas berupa persentase keaslian beras dengan menggunakan garis regresi pada data kalibrasi.

Setiap sampel diukur 3 kali ulangan sehingga jumlah data secara kualitatif yang diperoleh 258 data. Data tersebut dirata-ratakan menjadi 86 data. Sehingga diperoleh kalibrasi 58 data (2/3 dari jumlah keseluruhan data) dan validasi 28 data (1/3 dari jumlah keseluruhan data). Hal serupa juga dilakukan pada data secara kuantitatif diperoleh 132 data dan dirata-ratakan menjadi 44 data. Sehingga diperoleh kalibrasi 29 data dan validasi 15 data. Pembagian data yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan model yang lebih baik. Hal ini sesuai dengan pernyataan Manley dan Vincent (2018) membuat rata-rata spektra hasil pemindaian dapat mengurangi *noise*. Kalibrasi merupakan proses membangun model tingkat keaslian beras sigupai. Validasi bertujuan untuk menguji model kalibrasi yang sudah dibangun. Model kalibrasi dan validasi secara kualitatif akan dihitung tingkat keberhasilannya menggunakan

analisis *confusion matrix*. Performa dari model yang dikembangkan dievaluasi berdasarkan tingkat akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *false positive rate* (Olson 2008). Persamaan akurasi dapat dilihat pada persamaan 1.

$$A = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\% \tag{1}$$

Dimana A adalah Akurasi, *true positive* (TP) adalah kelompok beras sigupai, *true negative* (TN) adalah kelompok beras inpari, *false positive* (FP) adalah diprediksi sebagai kelompok beras inpari yang seharusnya masuk ke kolompok sigupai, dan *false negative* (FN) adalah diprediksi sebagai kelompok beras sigupai yang seharusnya masuk ke kelompok beras inpari. Persamaan sensitivitas dapat dilihat pada persamaan 2.

$$S = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \tag{2}$$

Dimana *true positive* (TP) adalah kelompok beras sigupai dan *false negative* (FN) adalah diprediksi sebagai kelompok beras sigupai yang seharusnya masuk ke kelompok beras inpari. Persamaan spesifisitas dapat dilihat pada persamaan 3.

$$S = \frac{TN}{FP+TN} \times 100\% \tag{3}$$

Dimana *true positive* (TP) adalah kelompok beras sigupai, *false positive* (FP) adalah diprediksi sebagai kelompok beras inpari yang seharusnya masuk ke kolompok sigupai dan *true negative* (TN) adalah kelompok beras inpari. Persamaan *false positive rate* (FPR) dapat dilihat pada persamaan 4.

$$FAR = \frac{FP}{FP+TN} \times 100\% \tag{4}$$

Dimana *false positive* (FP) adalah diprediksi sebagai kelompok beras inpari yang seharusnya masuk ke kolompok sigupai dan *true negative* (TN) adalah kelompok beras inpari. *False alarm rate* (FAR) adalah persentase kesalahan dalam memprediksi beras sigupai.

Untuk analisis secara kuantitatif dievaluasi dengan menggunakan parameter, seperti koefisien korelasi (r), *standard error of calibration* (SEC), *standard error of prediction* (SEP), *residual predictive deviation* (RPD), dan konsistensi (Andasuryani *et al.* 2013). Persamaan koefisien korelasi (r) dapat dilihat pada persamaan 5.

$$r = \frac{\Sigma(Y-\hat{Y})(YNIRS-\hat{YNIRS})}{\sqrt{\Sigma(Y-\hat{Y})^2 \Sigma(YNIRS-\hat{YNIRS})^2}} \tag{5}$$

Dimana Y adalah persentase keaslian beras, dan YNIRS adalah persentase keaslian beras dugaan NIR. Persamaan SEC disajikan pada persamaan 6 dan persamaan SEP disajikan pada persamaan 7.

$$SEC (\%) = \frac{\sqrt{\Sigma(Y-YNIR)^2}}{n} \tag{6}$$

$$SEP (\%) = \frac{\sqrt{\Sigma(Y-YNIR-Bias)^2}}{n} \tag{7}$$

Dimana SEP adalah *standard error of prediction*, SEC adalah *standard error of calibration*, adalah persentase keaslian beras, YNIR adalah persentase keaslian beras dugaan NIR, n adalah jumlah sampel parameter. CV dapat diperoleh dengan persamaan 8.

$$CV = (SE/\hat{Y}) \times 100\% \tag{8}$$

Dimana CV adalah koefisien keragaman, SE adalah *standard error*, dan \hat{Y} adalah rata-rata komposisi kimia aktual sampel. RPD dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan 9.

$$RPD = SD/SEP \tag{9}$$

Dimana SD adalah standar deviasi, dan SEP adalah *standard error of prediction*.

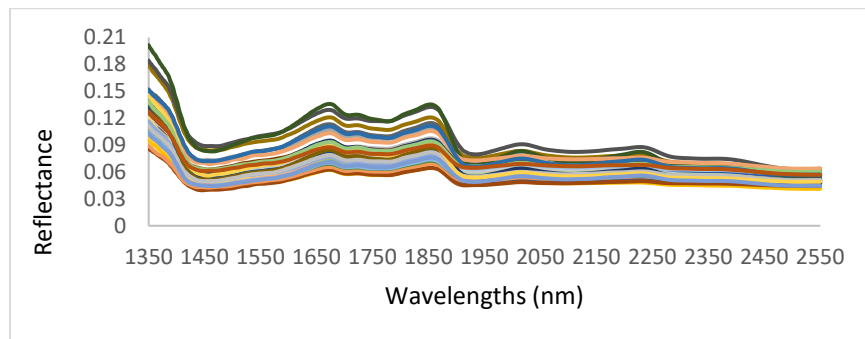
$$\text{Konsistensi} = \frac{SEC}{SEP} \times 100\% \tag{10}$$

Dimana SEC adalah *standar error of calibration* dan SEP adalah *standard error of prediction*.

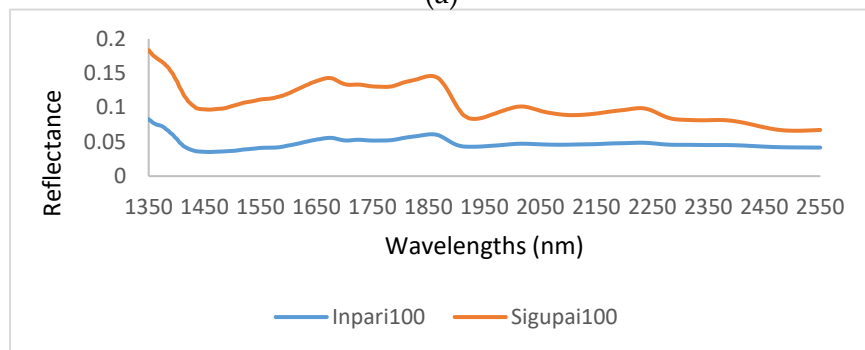
3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Karakteristik Spektra Beras Sigupai dan Beras Inpari

Data spektrum original dari semua sampel disajikan pada Gambar 1a pada panjang gelombang 1350 nm sampai 2500 nm, sedangkan Gambar 1b spektrum rata-rata beras sigupai dan beras inpari masing-masing diplot dengan warna kuning dan biru. *Portable near-infrared spectrometer* dengan panjang gelombang 1350 nm sampai 2500 nm merupakan wilayah spektral yang diketahui mengandung gugus fungsional C-H, N-H, dan O-H. Sesuai dengan pernyataan Wang (2019) *near-infrared* mampu memprediksi kandungan kimia pada bahan karena terdapat *overtone* dari vibrasi molekul-molekul dari dalam bahan.



(a)



(b)

Gambar 1. Spektrum original (a) beras sigupai dan beras inpari (b) rata-rata beras sigupai dan beras inpari

Beras sigupai dan beras inpari memiliki spektra yang hampir mirip, tetapi dari sisi kandungan kimianya berbeda. Salah satu kandungan kimia yang membedakan antara beras sigupai dan beras inpari adalah kandungan amilosa. Beras sigupai memiliki kandungan amilosa sedang 20.92%, sedangkan beras inpari memiliki kandungan amilosa rendah 17.54% (Chairunnisak *et al.* 2021). Menurut Sattari (2015 beras dapat digolongkan mempunyai kadar amilosa tinggi, rendah dan sedang. Kadar amilosa tinggi (>25%) umumnya menghasilkan nasi yang kering saat dimasak dan sering menjadi keras setelah dingin. Kadar amilosa rendah (15-20%) menghasilkan nasi yang pulen dan lengket. Kadar amilosa sedang (20-25%) menghasilkan nasi yang pulen tapi tidak lengket, dan secara luas disukai oleh sebagian besar konsumen. Gambar 2b menunjukkan bahwa penyerapan kandungan amilosa tertinggi pada panjang gelombang 1926 nm. Hal ini sesuai dengan pernyataan Peijin *et al.* (2021) bahwa panjang gelombang 1926 nm berkorelasi sangat baik dengan amilosa.

3.2 Klasifikasi Beras Sigupai dan Beras Inpari

Data spektrum yang diperoleh diolah menggunakan metode *partial least square-discriminant analysis* (PLS-DA) yang bertujuan untuk memperoleh model klasifikasi beras sigupai dan beras inpari. PLS-DA dibangun menggunakan data spektrum original dan berbagai *pre-treatment* guna mencari model yang terbaik. Pengklasifikasian sampel dilakukan dengan membulatkan data hasil prediksi menjadi bilangan 0 dibelakang koma. Nilai pembatas yang digunakan adalah 0.5 dimana nilai tersebut merupakan acuan untuk mengklasifikasikan beras sigupai ke kelompok 1 (murni) ataupun 2 (beras inpari). Hasil pengklasifikasian dari sampel prediksi dapat dimasukkan ke dalam tabel *confusion matrix* untuk selanjutnya dihitung setiap parameter-parameter penentu keberhasilan model PLS-DA. Parameter yang dimaksud adalah akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *false alarm rate*. Hasil perhitungan data kalibrasi dengan PLS-DA dapat dilihat pada Tabel 2.

Berdasarkan data kalibrasi (Tabel 2) yang digunakan untuk klasifikasi beras sigupai dan beras inpari, hasil yang paling optimal diperoleh menggunakan data original (tanpa *pre-treatment*) dengan nilai akurasi 100%. Tingginya nilai akurasi yang diperoleh menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasi beras sigupai dan beras inpari dengan baik. *Pre-treatment* data pada umumnya dilakukan apabila data mempunyai kandungan *noise* yang tinggi, dimungkinkan spektrum yang diperoleh dari penelitian ini mempunyai *noise* yang rendah dikarenakan preparasi sampel sudah dilakukan secara tepat dimana sampel dikondisikan pada berat, ketinggian dan ketebalan yang sama selain itu alat yang digunakan juga stabil, sehingga tidak perlu dilakukan *pre-treatment*. *Noise* pada spektrum umumnya disebabkan oleh kesalahan pemindaian dan preparasi sampel yang tidak tepat dan kondisi lingkungan pemindaian (Katsumoto *et al.* 2001). Nilai sensitivitas dan spesifisitas yang diperoleh adalah 100% artinya model mampu menolak semua data yang bukan anggota kelompok beras sigupai dan model mampu menerima semua data yang termasuk anggota kelompok beras sigupai, serta *false alarm rate* atau kesalahan dalam mengklasifikasikan beras sigupai dan beras inpari adalah 0%. Model data kalibrasi yang dihasilkan

menunjukkan bahwa data tersebut dapat dikatakan sangat baik dengan nilai *false alarm rate* 0% dan akurasi yang tinggi, sehingga data kalibrasi tersebut dapat dijadikan sebagai acuan untuk validasi data.

Pengolahan data validasi dari data original atau tanpa penambahan *pre-treatment* menghasilkan nilai akurasi 89.29%. Nilai sensitivitas dan spesifisitas yang diperoleh adalah 92.86% dan 85.71%, serta *false alarm rate* 14.29% (Tabel 3). Nilai parameter dari data validasi menunjukkan nilai yang cukup baik, sehingga dapat dikatakan bahwa metode klasifikasi *partial least square-discriminant analysis* (PLS-DA) menggunakan NeoSpectra mampu membedakan beras sigupai dengan beras inpari.

Tabel 2. Data kalibrasi beras sigupai dan beras inpari dengan PLS-DA

<i>Pre-treatment</i>	Kalibrasi				<i>False alarm rate</i>
	Faktor PLS	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	
Tanpa <i>Pre-treatment</i>	10	100.00	100.00	100.00	0.00
Smoothing SG	0	86.21	82.76	89.66	10.34
Derivative SG1	8	100.00	100.00	100.00	0.00
Derivative SG2	5	89.66	86.21	93.10	6.90
Normalize	12	100.00	100.00	100.00	0.00
SNV	10	98.28	100.00	96.55	3.45
De-trending	6	89.66	82.76	96.55	3.45
MSC	13	100.00	100.00	100.00	0.00

Tabel 3. Data validasi beras sigupai dan beras inpari dengan PLS-DA

<i>Pre-treatment</i>	Validasi				<i>False alarm rate</i>
	Faktor PLS	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	
Tanpa <i>Pre-treatment</i>	10	89.29	92.86	85.71	14.29
Smoothing SG	7	85.71	78.57	92.86	7.14
Derivative SG1	8	89.29	92.86	85.71	14.29
Derivative SG2	5	85.71	85.71	85.71	14.29
Normalize	12	85.71	85.71	85.71	14.29
SNV	10	85.71	85.71	85.71	14.29
De-trending	6	78.57	64.29	92.86	7.14
MSC	13	82.14	78.57	85.71	14.29

Jumlah data validasi menggunakan metode PLS-DA diperoleh 28 data. Penempatan data validasi pada *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 4 dimana dijelaskan bahwa ada 13 data prediksi beras sigupai yang sesuai dengan aktualnya dan ada 1 data diprediksi sebagai beras inpari yang seharusnya dikelompokkan sebagai beras sigupai. Lalu dijelaskan juga bahwa ada 12 data prediksi beras inpari dan ada 2 data diprediksi sebagai beras sigupai yang seharusnya masuk ke dalam kelompok beras inpari. Kedua data yang salah diprediksi tersebut adalah data dari sampel pencampuran sigupai 96.2% dan 98%. Berdasarkan hal tersebut dapat dikatakan bahwa metode PLS-DA dengan *confusion matrix* mampu membedakan beras sigupai dengan beras inpari pada tingkat keaslian di bawah 95% dan juga dengan total nilai akurasi antara beras sigupai dan beras inpari 89.29%.

Tabel 4. *Confusion matrix* data validasi pada *pre-treatment derivative* SG1

	Sigupai (reference)	Inpari (reference)	Akurasi (%)
Sigupai (predict)	13	2	86.67
Inpari (predict)	1	12	92.31
Total Akurasi (%)			89.29

3.3 Prediksi Tingkat Keaslian Beras Sigupai

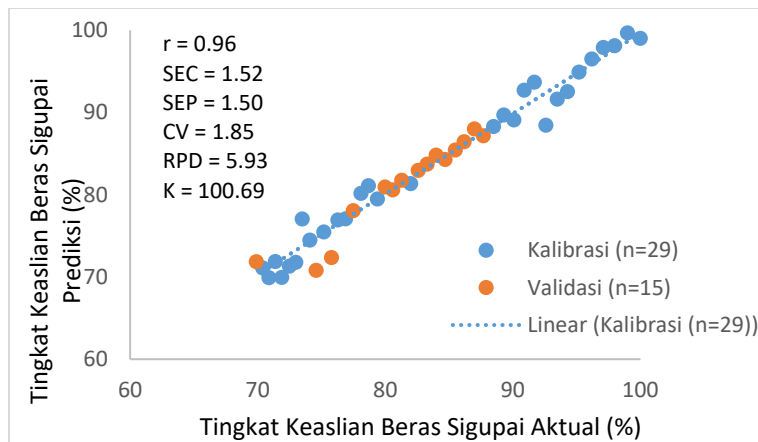
Pendugaan tingkat keaslian beras sigupai sebelum dilakukan *pre-treatment* data tidak menghasilkan model yang baik. Berdasarkan Tabel 5 menunjukkan bahwa model kalibrasi dan validasi terbaik diperoleh dengan penambahan *pre-prtreatment derivative* SG1 menggunakan metode PLS-R dengan koefisien korelasi 0.96. Penambahan *derivative* SG1 berfungsi untuk menghilangkan spektrum yang saling tumpang tindih pada spektrum original, sehingga nilai reflektan yang dihasilkan akan dikurangi menjadi ukuran yang lebih kecil untuk memperjelas setiap puncak dan lembah pada spektrum (Ozaki *et al.* 2007). Nilai SEC dan SEP yang diperoleh 1.52% dan 1.50% dengan selisih antara nilai SEC dan SEP adalah 0.02%. Nilai SEC dan SEP yang kecil menghasilkan model kalibrasi yang baik dengan nilai RPD yang dihasilkan 5.93 menunjukkan bahwa model kalibrasi yang dihasilkan dapat memprediksi tingkat keaslian beras sigupai. Sesuai dengan pernyataan oleh Lammertyn *et al.* (2013) nilai SEC dan SEP yang kecil menghasilkan model kalibrasi yang baik dan sebaiknya nilai yang besar menyatakan model set kalibrasi yang tidak mewakili set validasi.

Gambar 2 menunjukkan hubungan korelasi antara data referensi yaitu persentase pencampuran beras sigupai dan beras inpari 0% sampai 30% dengan data prediksi yaitu *near-infrared*. Hasil analisis kualitatif model yang dikembangkan mampu membedakan beras sigupai dan beras inpari dengan baik. Sama halnya dengan analisis kuantitatif model yang dikembangkan mampu menduga tingkat keaslian beras sigupai. Namun jika dilihat dari tingkat akurasi, analisis secara kuantitatif lebih baik dibandingkan analisis secara kualitatif. Salah satu faktor yang mempengaruhi tingkat akurasi pada analisis secara

kuantitatif adalah penggunaan data referensi yang dibandingkan dengan data prediksi *near-infrared*. Berbeda halnya dengan analisis kualitatif hanya data prediksi *near-infrared* yang digunakan. Hasil prediksi keaslian beras sigupai yang diperoleh dapat dijadikan sebagai acuan dalam membedakan beras asli dengan beras palsu, dan mengetahui adanya indikasi tindakan pencampuran beras dalam kepentingan forensik.

Tabel 5. Hasil kalibrasi dan validasi

<i>Pre-treatment</i>	Faktor	r	SEC	SEP	CV	RPD	Konsistensi
	PLS		(%)	(%)	(%)		(%)
Tanpa <i>Pre-treatment</i>	9	0.77	4.76	4.35	5.35	2.06	109.47
Smoothing SG	11	0.82	3.67	3.43	4.21	2.60	107.06
Derivative SG1	9	0.96	1.52	1.50	1.85	5.93	100.69
Derivative SG1	9	0.94	1.71	1.65	2.20	5.84	103.85
Normalize	12	0.95	1.82	1.70	2.08	5.26	107.23
SNV	12	0.93	1.93	1.85	2.27	4.83	104.29
De-trending	4	0.82	3.10	2.85	3.51	2.63	108.77
MSC	12	0.97	1.60	1.49	1.83	6.00	107.37



Gambar 2. Hasil kalibrasi dan validasi beras sigupai dan beras inpari dengan *pre-treatment derivative SG1*

4 Kesimpulan

Berdasarkan analisis kualitatif menggunakan metode partial least square-discriminant analysis (PLS-DA) diperoleh hasil terbaik data validasi menggunakan data original atau tanpa penambahan *pre-treatment* dengan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan false alarm rate, yaitu masing-masing 89.29%, 92.86%, 85.71%, dan 14.29%. Sedangkan analisis kuantitatif menggunakan metode partial least squares-regression (PLS-R) hasil terbaik diperoleh menggunakan *pre-treatment derivative SG1* dengan nilai r = 0.96, SEC = 1.52%, SEP = 1.50%, RPD = 5.93, dan konsistensi = 100.69%. Dari penelitian ini dapat

disimpulkan bahwa portable near-infrared spectrometer berpotensi digunakan sebagai alat untuk analisis keaslian beras sigupai di lapangan.

5. Daftar Pustaka

- Andasuryani, Purwanto Y.A, Budiastira I.W, Syamsu K. 2013. Non destructive and rapid analysis of catechin content in Gambir (*Uncaria gambir Robxb.*) using NIR spectroscopy. *International Journal of Scientific and Engineering Research*. 4(9):383-389. <https://doi.org/10.18517/ijaseit.4.5.423>
- Andesta J. 2019. Prediksi kandungan kimia bubuk lada putih (*Piper nigrum*) dengan metode NIRS menggunakan portable NIR Spectrometer. [tesis]. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Bagchi T.B, Sharma S, Chattopadhyay K. 2016. Development of NIRS models to predict protein and amylose content of brown rice and proximate compositions of rice bran. *Food Chemistry*. 191:21-27. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.05.038>
- Chairunnisak, Sugiyanta, Santosa E. 2021. Pengaruh nitrogen terhadap kualitas beras aromatik. *Jurnal Agronida*. ISSN 2407-9111. 7(1):1-8. <http://repository.pnp.ac.id/id/eprint/718>
- Cen H, Y. He. 2007. Theory and application of near-infrared reflectance spectroscopy in determination of food quality. *Trends in Food Science and Technology*. 18(2): 72-83. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2006.09.003>
- Chen H, Tan C, Lin Z. 2018. Authenticity detection of black rice by near-infrared spectroscopy and support vector data description. *International Journal of Analytical Chemistry*. ID 8032831. <https://doi.org/10.1155/2018/8032831>
- Darmadi D, Mirza I. 2015. Ekplorasi dan investasi padi lokal Sigupai: aromatik pandan, rasi nasi pulen, efisiensi pupuk, berumur sedang, disukai petani dan pedagang. *Prosiding Seminar Nasional Biotik*. ISBN: 978-602-18962-5-9. <http://dx.doi.org/10.22373/pbio.v3i1.2623>
- Doan D.L.N, Nguyen Q.C, Marini F, Biancolillo A. 2021. Authentication of rice (*Oryza sativa L.*) using near-infrared spectroscopy combined with different chemometric classification strategies. *Applied Sciences*. 11:362. <https://doi.org/10.3390/app11010362>
- Katsumoto Y, Jiang JH, Berry R J, Ozaki Y. 2001. Modern pre-treatment methods in NIR spectroscopy. *Journal Near Infrared Anal*. 2: 29–36.
- Lan W, Jaillais B, Leca A, Renard CMGC, Bureau S. 2020. A new application of nir spectroscopy to describe and predict purees quality from the non-destructive apple measurements. *Food Chemistry*. 310:125-944. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2019.125944>
- Lammertyn J, A Peirs B.J, De, B. Nicolai. 2013. Light penetration properties of nir radiation in fruit with respect to nondestructive quality assessment. *Postharvest Biol Technol*. 18: 121-132. [https://doi.org/10.1016/S0925-5214\(99\)00071-X](https://doi.org/10.1016/S0925-5214(99)00071-X)
- Maione C, Barbosa RM. 2019. Recent applications of multivariate data analysis methods in the authentication of rice and the most analyzed parameters. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*. 59:1868-1879. <https://doi.org/10.1080/10408398.2018.1431763>

- Manley M, Vincent B. 2018. Spectroscopic Technique: Near Infrared (NIR) Spectroscopy. Chapter 3. Modern Techniques for Food Authentication (Second Edition). Academic Press. Pages 51-102. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814264-6.00003-7>.
- Olson D.L, Delen D. 2008. Advanced data mining techniques. Springer. Verlag Berlin Heidelberg.
- Ozaki Y, Fred M.W, Christy A.A. 2007. Near-infrared spectroscopy in food science and technology. New Jersey (USA): John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/04700470047704>
- Pratiwi M.T. 2017. Studi penggunaan spektra data di daerah ultraviolet visible dan metode PLS-DA untuk diskriminasi beberapa kopi spesialti Indonesia. Lampung. Universitas Lampung.
- Peijin T, Kevin L.J, Tingting W, Elejalde U, Hongchao Z, Yuanrong J, Wenming C. 2021. Rapid identification of the variety and geographical origin of Wuyou No.4 rice by fourier transform near-infrared spectroscopy coupled with chemometrics. *Journal of Cereal Science*. 102. <https://doi.org/10.1016/j.jcs.2021.103322>
- Purwanto YA, Zainal PW, Ahmad U, Mardjan S, Makino Y, Oshita S, Kawagoe Y, Kuroki S. 2012. Non destructive prediction of pH in mango fruit cv. Gedong Gincu using NIR spectroscopy. *Internasional Jurnal of Engineering of Technology*. 13(3):70-73. <http://repository.ipb.ac.id/handle/123456789/80005>
- Rinnan. A, Van den Berg F, Engelsen SB. 2009. Review of the most common preprocessing techniques for near-infrared spectrum. *Journal Trends in Analyt Chem*. 28: 1201-1222. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2009.07.007>
- Sampaio P.S, Castanho A, Almeida A.S, Oliveira J, Brites C. 2020. Identification of rice flour types with near-infrared spectroscopy associated with PLS-DA and SVM methods. *European Food and Technology*. 246:527-537. <https://doi.org/10.1007/s00217-019-03419-5>
- Teye E, Amuah C.L.Y, McGrath T, Elliott C. 2019. Innovative and rapid analysis for rice authenticity using hand-held NIR spectroscopy and chemometrics. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 217: 147-154. <https://doi.org/10.1016/j.saa.2019.03.085>